

# SINTESIS PENELITIAN DETEKSI PENYAKIT ABSES PADA GIGI MANUSIA MELALUI CITRA PERIAPIKAL RADIOGRAF DOMAIN SPASIAL

## *Research Synthesis Of Abscess Detection In Human Teeth Through Periapical Image Of Spatial Domain Radiograph*

Rr Ayuningtias Setiaji<sup>1</sup>, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA<sup>2</sup>, Prof. Dr. Drg. Suhardjo, MS. SpRKG(K)<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>3</sup>Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung

<sup>1</sup>[rayingtias@student.telkomuniversity.ac.id](mailto:rayingtias@student.telkomuniversity.ac.id) <sup>2</sup>[bhidayat@telkomuniversity.co.id](mailto:bhidayat@telkomuniversity.co.id), <sup>3</sup>[suhardjo@fkg.unpad.ac.id](mailto:suhardjo@fkg.unpad.ac.id)

---

### Abstrak

Abses merupakan penyakit gigi yang menyebabkan benjolan berisi cairan (nanah) pada bagian akar, gusi atau antara gigi akibat infeksi bakteri. Penyakit abses periapikal sangat sulit untuk dilihat secara kasat mata, maka dari itu untuk mendiagnosis penyakit tersebut dibutuhkan beberapa pengujian fisik menggunakan periapikal radiografi yang berguna untuk memastikan adanya pembusukan di sekitar gigi. Pengujian fisik saat ini dilakukan oleh dokter ahli spesialis radiologi dengan manual yang hasilnya bersifat subjektif. Oleh sebab itu, untuk mempermudah dalam mendiagnosis dibutuhkan suatu alat/sistem yang dapat membantu meningkatkan akurasi diagnosa penyakit.

Pada tugas akhir ini telah dilaksanakan sintesis dari seluruh penelitian yang terkait dengan teknik mendiagnosa penyakit abses pada gigi melalui pengolahan citra digital dan citra periapikal radiograf. Metode yang dipilih untuk diujikan kembali adalah *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) dengan klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (k-NN).

Data yang digunakan merupakan data yang sama untuk menguji kedua metode yaitu data latih dengan jumlah 8 untuk citra abses dan 8 untuk citra non-abses sedangkan data uji dengan jumlah 11 untuk citra abses dan 11 untuk citra non-abses. Sintesis ini menghasilkan akurasi tertinggi yang didapat dari metode *Singular Value Decomposition* (SVD) pada matriks *eigen value* S dengan ukuran piksel 128×128 dan parameter *k* pada k-NN adalah 1 yang menghasilkan akurasi 90,9091% dengan waktu komputasi 0,3548 detik.

**Kata kunci :** Abses, Radiograf Periapikal, Pengolahan Citra Digital, *Singular Value Decomposition* (SVD), *Binary Large Object* (BLOB), *k-Nearest Neighbor* (k-NN).

---

### Abstract

*A dental abscess is a disease that cause a collection of pus that could form between the teeth, in the gums, or in the bone that holds the teeth in place due to bacterial infection. Periapical abscess is very difficult to be seen by the naked eye, therefore some physical testing using periapical radiograph is required to ensure the decay around the teeth. Physical testing is currently carried out manually by radiologists whose results are subjective. Therefore, in order to facilitate the diagnosis, a device or system that could improve the accuracy of diagnosis is needed.*

*In this final project, a synthesis of all studies related to the technique of diagnosing dental abscesses through digital image processing and periapical radiograph images has been done. Singular Value Decomposition (SVD) and Binary Large Object (BLOB) with k-Nearest Neighbors (k-NN) classification has been chosen as the method to be retested.*

*The data used is the same data to test both methods, namely training data with 8 numbers for abscess images and 8 for non-abscess images while the test data with 11 numbers for abscess images and 11 for non-abscess images. The result of synthesis in the highest accuracy obtained from the Singular Value Decomposition (SVD) method by using*

the  $S$  matrix,  $128 \times 128$  pixel size and the  $k$  parameter on  $k$ -NN is 1 which results in 90.9091% accuracy with a computing time of 0.3548 seconds.

**Keywords :** Abscess, Periapical Radiograph, Digital Image Processing, Singular Value Decomposition (SVD), Binary Large Object (BLOB),  $k$ -Nearest Neighbor ( $k$ -NN).

## 1. Pendahuluan

### 1.1. Latar Belakang

Gigi adalah alat pencernaan yang paling keras yang terdapat pada bagian mulut. Gigi berfungsi untuk merobek, memotong, dan mengunyah makanan sebelum makanan tersebut masuk ke kerongkongan. Secara garis besar gigi manusia mempunyai 3 bagian utama, yaitu puncak atau mahkota gigi, leher gigi, dan akar gigi. Perawatan gigi sangatlah penting untuk mencegah terjadinya berbagai macam penyakit yang dapat merusak gigi. Salah satu penyakit pada gigi yaitu abses. Abses gigi adalah adanya infeksi bakteri yang menyebabkan terbentuknya benjolan yang berisi nanah pada gigi. Abses gigi biasanya muncul pada ujung akar gigi (abses periapikal).

Radiografi periapikal adalah komponen penunjang diagnostik yang menghasilkan gambar radiografi dari beberapa gigi dan jaringan apeks sekitarnya. Radiografi periapikal menghasilkan gambar keseluruhan gigi dengan jarak minimal 2 mm (milimeter) dari ujung akar sehingga gambar yang dihasilkan lebih geometris dengan sedikit sekali kemungkinan terjadinya pembesaran gambar dan memudahkan dalam mengidentifikasi penyakit. Hasil dari pengujian fisik menggunakan radiografi periapikal yang dilakukan oleh dokter ahli spesialis radiologi cenderung bersifat subjektif atau tidak pasti. Oleh sebab itu, untuk mempermudah dalam mendiagnosis dibutuhkan suatu alat/sistem yang dapat membantu meningkatkan akurasi diagnosa penyakit.

Dengan berkembangnya teknologi yang semakin canggih, pengolahan sinyal citra digital mengalami kemajuan yang sangat pesat dalam bidang kedokteran. Alat-alat yang telah diciptakan banyak membantu dalam mendeteksi penyakit gigi dan mulut, salah satunya adalah penggunaan alat radiografi periapikal.

Melalui pengolahan citra digital diharapkan bisa membantu dalam menjawab tantangan dokter ahli spesialis radiologi untuk menemukan hasil diagnosis yang sifatnya objektif/pasti. Pada penelitian ini, penulis akan menguji kembali penelitian yang sudah ada. Metode yang akan diuji kembali adalah metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) sebagai ekstraksi ciri serta untuk pengklasifikasian menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Dari penelitian yang telah dilakukan, diharapkan dengan dipilihnya metode dan pengklasifikasian tersebut dapat memperoleh tingkat akurasi yang baik, yang selanjutnya dapat diproses menjadi Hak Cipta Penelitian.

### 1.2. Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari pengerjaan tugas akhir ini adalah :

1. Mendeteksi penyakit abses pada gigi dengan radiografi periapikal melalui segmentasi citra digital dengan menggunakan beberapa metode yaitu *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) sebagai ekstraksi ciri, serta untuk pengklasifikasian menggunakan metode *k-Nearest Neighbor* ( $k$ -NN) yang akan diuji kembali.
2. Melakukan sintesis pada beberapa penelitian sebelumnya sehingga diperoleh metode dengan tingkat akurasi yang paling tinggi, yang selanjutnya akan diproses menjadi Hak Cipta Penelitian.

### 1.1. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan penelitan terkait yang telah diuraikan, maka masalah dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut :

1. Bagaimana cara mengimplementasikan metode agar mendapatkan nilai akurasi serta waktu komputasi pada sistem penelitian dalam mendiagnosis penyakit abses?
2. Metode apa yang dapat mendiagnosis penyakit abses secara akurat?

## 1.2. Batasan Masalah

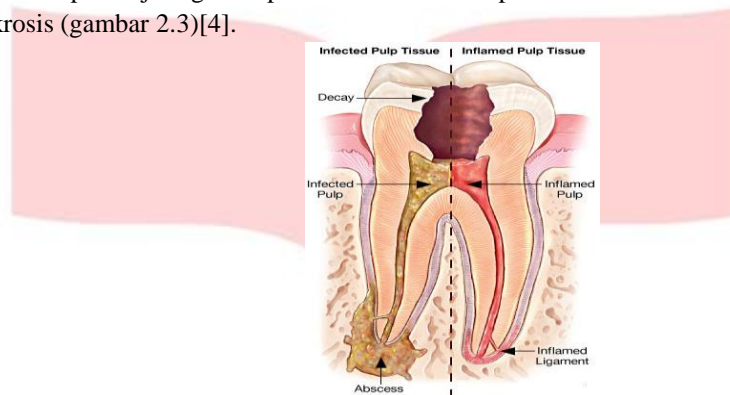
Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Simulasi data menggunakan objek citra radiografi dengan menggunakan format \*.jpg
2. Data masukan merupakan hasil *scanner* citra digital gigi penyakit abses, yang terdiri dari data latih dan data uji
3. Pada penelitian ini berfokus pada domain spasial
4. Metode domain spasial yang diuji kembali yaitu *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) sebagai ekstraksi ciri, serta untuk pengklasifikasian menggunakan metode *k-Nearest Neighbor* (*k*-NN)
5. Penelitian ini akan diproses menjadi Hak Cipta Penelitian

## 2. Dasar Teori

### 2.1. Abses

Abses periapikal merupakan pus yang terlokalisir yang menghancurkan jaringan periradikuler akibat adanya infeksi dan supurasi jaringan respon inflamasi terhadap iritan mikroba dan iritan non-mikroba dari pulpa yang nekrosis (gambar 2.3)[4].



Gambar 2.3 Abses Periapikal[3]

### 2.2. Pengolahan Citra Digital

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek [6]. Berdasarkan sinyal pembentuknya, citra dibedakan menjadi 2 jenis yaitu citra analog dan citra digital.

Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Citra digital dapat dipresentasikan dalam bentuk matriks. Misalkan citra dengan ukuran  $M \times N$ , dimana  $M$  adalah ukuran baris dan  $N$  adalah ukuran kolom [7].

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

Gambar 2.1 Matrik Citra Digital [8]

### 2.3. Binary Large Object

Deteksi BLOB merupakan salah satu metode *image segmentation* yang berbasis *region growing*. Tujuannya adalah untuk menganalisis tekstur secara lebih spesifik dan akurat. Karena deteksi BLOB membedakan warna yang memiliki gradasi tipis [8].

BLOBs adalah suatu daerah dari piksel yang berdekatan pada suatu citra, dimana setiap pikselnya mempunyai logika yang sama. Setiap piksel yang bergabung pada daerah BLOB akan berada di bagian depan, sementara piksel-piksel yang berada di belakang sebagai background dan memiliki nilai logika 0 (*zero*), sehingga piksel non-*zero* merupakan bagian dari objek biner.

BLOB digunakan untuk mengisolasi objek atau blobs yang berbeda (yang tidak terpakai) karena deteksi BLOB mendeteksi titik-titik piksel yang memiliki kecerahan warna dari latar belakang dan menyatukannya kedalam suatu region. Dengan kata lain konsep BLOB ini adalah mengelompokkan suatu piksel dengan piksel lain yang hampir serupa menggunakan konsep ketetanggaan dan *labeling* yang kemudian memisahkannya menjadi bagian-bagian citra.

## 2.4. Singular Value Decomposition

*Singular Value Decomposition* (SVD) adalah pemfaktoran dari matriks segi empat riil atau kompleks, dan pemanfaatannya banyak dilakukan dalam pengolahan sinyal maupun statistika. SVD sendiri berbasiskan teorema aljabar linear yang menyatakan bahwa matriks segiempat A dapat didekomposisi menjadi 3 buah matriks yaitu sebuah matriks ortogonal U, matriks diagonal S, dan sebuah matriks transpos V yang ortogonal. Pendefinisian nilai singular dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$A = USV^T \quad (1)$$

U dan V dikenal sebagai sisi kiri dan sisi kanan singular vektor, secara respektif. Matriks S disebut diagonal matriks (juga dikenal sebagai matriks singular) yang hanya mempunyai entri k nonzero [9].

## 2.5. K-Nearest Neighbor (K-NN)

Algoritma *k-Nearest Neighbor* adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. K-NN disebut juga teknik *lazy learning* yang proses klasifikasinya langsung berdasarkan pada data-data latih (berdasarkan contoh atau kasus).

Langkah mengklasifikasikan data dengan algoritma *k-NN* :

1. Tentukan nilai *k*
2. Hitung jarak antara data baru yang dievaluasi dengan semua data pelatihan, perhitungan dapat dilakukan dengan beberapa pendekatan. Pendekatan yang digunakan antara lain :

Fungsi jarak *euclidean*,

$$d(q, p) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (2)$$

## 3. Pembahasan

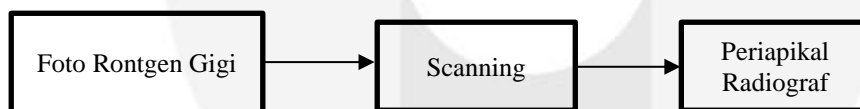
### 3.1 Gambaran Umum Sistem



Gambar 3.1 Diagram Blok Sistem

### 3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan proses menangkap (*capture*) atau memindai (*scan*) suatu citra analog sehingga diperoleh citra digital. Tujuan akuisisi citra adalah untuk menentukan data yang diperlukan dan memilih metode perekaman citra digital. Tahap ini dimulai dari objek yang akan diambil gambarnya, persiapan alat-alat, sampai pada pencitraan. Tahap-tahap yang akan dilakukan saat akuisisi citra dapat dilihat pada gambar 3.2 sebagai berikut:



Gambar 3.2 Diagram Akuisisi Citra

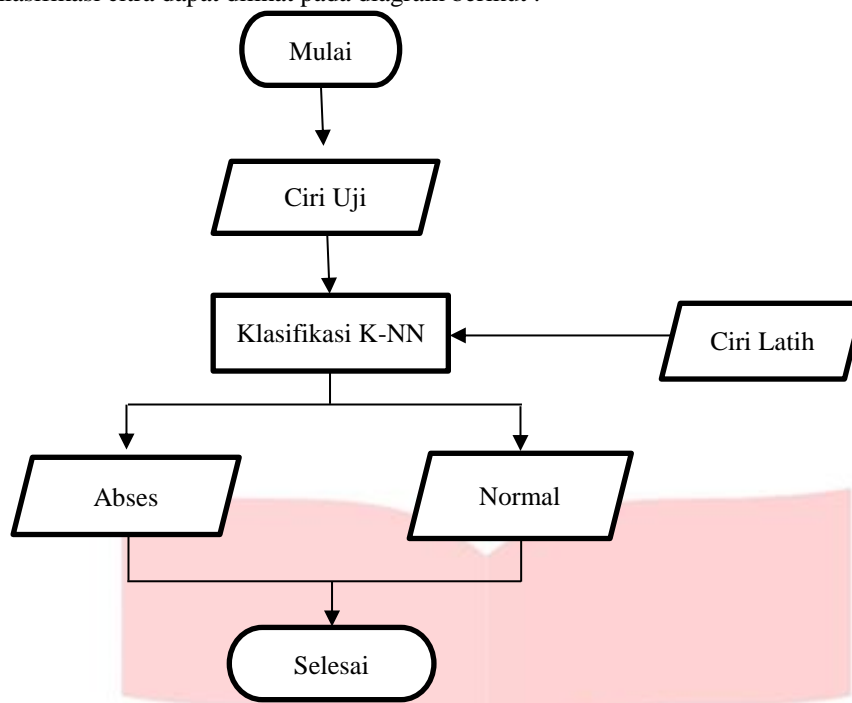
### 3.3 Identifikasi

Setelah proses pre-processing, proses selanjutnya adalah proses identifikasi citra, proses ini terdiri dari dua proses yaitu proses latih dan proses uji. Proses latih merupakan pengambilan nilai pixel yang akan digunakan sebagai acuan, dimana nilai tersebut akan dicocokkan dengan citra uji untuk proses pendeteksian penyakit abses. Pada proses latih data yang telah dimasukkan dari hasil periapikal radiograf akan memasuki tahap pre-processing kemudian dilakukan proses segmentasi citra dengan metode *Singular Value Decomposition*. Setelah melakukan segmentasi proses dilanjutkan pada tahap uji citra, pada tahap ini citra uji dicocokkan dengan metode klasifikasi KNN untuk mengetahui kecocokan nilai pixel dari data uji terhadap data latih dan mengetahui jumlah selisih nilai pixel setiap data.

### 3.4 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan tahap terakhir dari perancangan sistem pendeteksi penyakit granuloma ini. Untuk melakukan klasifikasi ini maka digunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour* (K-NN). Pada penelitian ini, pemilihan kelas klasifikasi dilakukan dengan mencari kelas terdekat suatu data latih terhadap data uji, kemudian pemilihan kelas ini mempertimbangkan jarak isi dari suatu kelas terdekat. Setelah mengetahui jarak terdekat dari

suatu data latih, maka data latih tersebut diklasifikasikan menjadi dua yaitu, granuloma dan normal. Tahapan dari proses klasifikasi citra dapat dilihat pada diagram berikut :



Gambar 3. 3 Diagram Alir Proses Klasifikasi

#### 4. Implementasi dan Pengujian Sistem

##### 4.1 Pengujian Sistem Pada Metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) dengan Klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (k-NN)

Pengujian ini merupakan pengujian akurasi yang dilakukan dengan mengubah nilai/ukuran dari dimensi citra. Dalam pengujian ini digunakan citra latih dengan jumlah 16 citra radiograf dan citra uji dengan jumlah 22 citra radiograf pada masing-masing kelas. Ada 2 kelas yang dibagi pada pengujian ini yaitu citra abses dan citra non-abses. Pengujian ini dipengaruhi oleh ukuran pixel yang berbeda.

**Tabel 4.1** Pengaruh Dimensi Citra terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi Metode SVD

No	Dimensi Citra	Data Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1	128 x 128	20	90,9091	0,3548
2	256 x 256	18	81,8182	0,8991
3	512 x 512	15	68,1818	4,3472

Pada table 4.1 dapat diketahui akurasi tertinggi dengan waktu komputasi tercepat pada ukuran piksel 128x128 yaitu 90,9091% dengan waktu 0,3548detik.

**Tabel 4.2** Pengaruh Dimensi Citra terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi Metode BLOB

No	Dimensi Citra	Data Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1	128 x 128	13	59,0909	1,1671
2	256 x 256	14	63,6364	1,0125
3	512 x 512	18	81,8182	1,074

Dapat dilihat dari table 4.2 hasil akurasi metode BLOB sangat kecil dibandingkan dengan metode SVD. Akurasi paling tinggi dihasilkan oleh piksel ukuran 512x512 yaitu 81,8182% dengan waktu komputasi 1,074detik.

#### 4.2 Perbandingan Eigen Value U, S, & V Metode SVD

Pengujian ini berdasarkan eigenvalue yang akan di uji dengan menggunakan hasil tertinggi dari pengujian dimensi citra yaitu 128x128. Pengujian akurasi ini akan membandingkan hasil akurasi yang didapat dari nilai u, s & v.

Tabel 4.3 Pengaruh Eigen Value terhadap Nilai Akurasi dan Waktu Komputasi Metode SVD

No	Eigen Value	Data Benar	Akurasi	Waktu Komputasi
1	U	11	50	1,4081
2	S	20	90,9091	0,3409
3	V	13	59,0909	0,6122

Tabel 4.3 menunjukan bahwa hasil akurasi dari pengujian eigenvalue berbeda. Eigenvalue S mendapatkan akurasi tinggi yaitu 90,9091% dengan waktu 0,3409detik.

#### 4.3 Pengujian Perbandingan Nilai $k$

Pengujian ini akan menunjukan perbedaan hasil akurasi dan waktu komputasi saat menggunakan nilai  $k$  yang berbeda.

Tabel 4.4 Pengaruh Nilai  $k$  terhadap Perubahan Akurasi dan Waktu Komputasi Metode SVD & BLOB

Jenis Metode	K=1		K=3		K=5	
	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu
SVD	90,9091	0,3232	86,3636	0,3877	72,7273	0,3445
BLOB	81,8182	1,2903	54,5455	1,5529	54,5455	1,2074

Pada tabel 4.4 dengan menggunakan kondisi pertama yaitu ekstrasi ciri SVD didapatkan hasil akurasi tertinggi dengan nilai  $k=1$  dengan 90,9091% dan waktu komputasi terkecil saat nilai  $k=1$  dengan 0,3232detik. Pada kondisi kedua dengan ekstrasi ciri BLOB didapatkan hasil akurasi tertinggi pada saat nilai  $k=1$  yaitu 81,8182% dengan waktu komputasi tercepat saat nilai  $k=5$  dengan 1,2074detik.

#### 4.4 Perbandingan Ciri Statistik

Pengujian ini akan melihat pengaruh ciri statistik terhadap hasil akurasi saat dilakukan pengujian sistem pada data citra.

Tabel 4.5 Pengaruh Ciri Statistik Terhadap Nilai Akurasi dan Waktu Komputasi Metode SVD & BLOB

Jenis Metode	6 Parameter		2 Parameter (STD&Var)		Mean		Entropy	
	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu
SVD	90, 9091	0,3109	59, 0910	0,4927	45, 4545	0,3118	68, 1818	0,3107
BLOB	81,8182	1,1572	72,7273	1,1454	68	1,1847	50	1,1918

Dilihat pada tabel 4.5 penggunaan 6 parameter berarti menggunakan parameter mean, varian, skewness, kurtosis, standar deviasi, dan entropi. Untuk 2 parameter menggunakan parameter standar deviasi dan varian. Akurasi paling tinggi dihasilkan 6 parameter oleh ekstrasi ciri *Singular Value Decomposition* (SVD) dengan 90,9091% dan waktu komputasi tercepat di ciri statistik *entropy* 0,3107detik. Pada metode *Binary Large Object*



(BLOB) akurasi paling tinggi dihasilkan 6 parameter dengan 81,8182% dan waktu komputasi tercepat saat 2 parameter yaitu 1,1454detik.

#### 4.5 Kelebihan dan Kekurangan Metode SVD & BLOB

Setelah menguji 2 metode terpilih, yaitu *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) dengan beberapa parameter maka dapat dilihat kelebihan dan kekurangan dari metode tersebut. Berikut adalah kelebihan dan kekurangan dari *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB).

Kelebihan pada metode *Singular Value Decomposition* (SVD) adalah efisien pada waktu proses untuk digunakan pada data yang berskala besar. Singular value dari suatu citra memiliki akurasi yang baik, dimana ketika diberikan pada citra tersebut, singular value tidak berubah secara signifikan. Metode *Singular Value Decomposition* (SVD) sangat sering digunakan untuk penelitian karena hasilnya yang baik dibanding metode yang lain.

*Binary Large Object* (BLOB) mempunyai kelebihan dapat memahami struktur citra pada semua tingkat resolusi secara bersamaan dan dalam berbagai skala. Kekurangan dari metode ini proses dari deteksi BLOB cukup rumit karena harus mendeteksi titik-titik piksel dan menyatukannya ke dalam satu region kemudian memisahkan kembali menjadi bagian-bagian citra. Hal ini yang menyebabkan waktu komputasi pada metode BLOB cukup lama. BLOB juga merupakan sebuah kelas yang didalamnya terdiri dari banyak fungsionalitas. Kelas-kelas ini yang menyebabkan BLOB sulit dipahami.

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisi yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Perancangan sistem untuk mendeteksi penyakit abses periapikal radiograf pada gigi dengan menggunakan metode ekstraksi ciri *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Binary Large Object* (BLOB) dengan klasifikasi menggunakan k-NN mampu mendeteksi citra periapikal yang mengandung penyakit gigi abses dan gigi non-abses (normal).
2. Pada penelitian menggunakan metode *Singular Value Decomposition* (SVD) didapatkan akurasi terbaik yaitu 90,9091% dengan waktu komputasi 0,3548detik. Sedangkan metode *Binary Large Object* (BLOB) didapatkan akurasi terbaik yaitu 81,8182% dengan waktu komputasi 1,074detik.
3. Setelah melakukan pengujian dengan beberapa parameter, kedua metode mempunyai kelebihan dan kekurangan. Kedua metode memiliki akurasi yang bagus untuk mendeteksi penyakit abses, tetapi dengan menggunakan metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dapat menghasilkan akurasi yang sangat baik dibandingkan dengan metode *Binary Large Object* (BLOB).

### 5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat mengumpulkan variasi data yang lebih banyak dengan kualitas yang baik
2. Diharapkan pada metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dengan klasifikasi K-NN dapat dimanfaatkan untuk mendeteksi penyakit gigi lainnya
3. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode yang berbeda sehingga bisa didapatkan akurasi hingga 100%

## Daftar Pustaka

- [1] A. Hadi, "Pengertian, Fungsi, Struktur, dan Jenis Gigi," 6 Juni 2015.
- [2] G. Rasuna, "Patogenesis, Pola Penyebaran, dan Prinsip Terapi Abses Rongga Mulut," 13 Desember 2011.
- [3] M. Werdiningsih, "Periapikal Abses".

- [4] I. AFRILIANA, Penolahan Citra Digital, Poltek Harapan Bersama Tegal.
- [5] Y. Adriansyah, "Aplikasi Watermark Pada Citra Digital Menggunakan Metode Singular Value Decomposition," 2011.
- [6] Y. Firdausy, Deteksi Kista Periapical Pada Gigi Manusia Melalui Citra Dental Periapical Radiograph Dengan Metode Contourlet Dan Learning Vector Quantization, Bandung: Universitas Telkom, 2012.
- [7] Amikom Purwokerto, "Pemfilteran Citra," STMIK AMIKOM, Purwokerto, 2017.
- [8] S. R. Gemintang, "PENGOLAHAN CITRA RADIOGRAFI PERIAPIKAL PADA DETEKSI PENYAKIT GRANULOMA DENGAN METODE BINARY LARGE OBJECT BERBASIS ANDROID," Universitas Telkom, Bandung, 2017.
- [9] N. A. Utami, Pengolahan Citra Radiografi Periapikal Pada Deteksi Penyakit Abses Dengan Metode Singular Value Decomposition Berbasis Android, Bandung: Universitas Telkom, 2017.
- [10] R. Marlasari, Pengolahan Citra Radiograf Periapikal pada Deteksi Penyakit Abses dengan Metode Watershed Berbasis Android, Bandung: Telkom University, 2017.
- [11] V. Yulanda, Pengolahan Citra Radiograf Periapikal pada Deteksi Penyakit Abses Menggunakan Metode Adaptive Region Growing Approach dengan Klasifikasi Support Vector Machine Berbasis Android, Bandung: Telkom University, 2017.
- [12] R. Fauzana, Pengolahan Citra Radiograf Periapikal pada Deteksi Penyakit Abses dengan Metode Linear Discriminant Analysis Berbasis Android, Bandung: Telkom University, 2017.
- [13] A. Idayatullah, Simulasi Dan Analisis Deteksi Abses Melalui Periapikal Radiograf Menggunakan Local Binary Pattern Dan Support Vector Machine Pada Aplikasi Android, Bandung: Telkom University, 2014.
- [14] A. Annisa, Simulasi dan Analisis Deteksi Abses Periapikal Melalui Radiograf Periapikal Menggunakan Transformasi DWT (Discrete Wavelet Transform) dan Metode PCA (Principal Component Analysis), Bandung: Telkom University, 2014.
- [15] N. Umami, Simulasi dan Analisis Deteksi Periapikal Abses Melalui Citra Radiograf Periapikal Menggunakan Transformasi DCT (Discrete Cosine Transform) dan Metode K-NN (K-Nearest Neighbor) pada Aplikasi Android, Bandung: Telkom University, 2013.